论 文

一种基于压缩感知框架的射电天文图像复原算法

张讯[1,2]，郭绍光[1,2,3*]，朱人杰[1,2]，李纪云[1]，徐志骏[1]，卢范深[1]

1. 中国科学院上海天文台, 上海 200030;

2. 中国科学院大学, 北京 100049;

3. 中国科学院射电天文与技术重点实验室, 北京 100101;

* 联系人, E-mail: sgguo@shao.ac.cn

收稿日期: 2023-12-13; 接受日期: 2023-xx-xx;

SKA 专项 (编号:2020SKA0110300), 国家自然科学基金 (批准号:11873079, 12041301，12103079), 国家重点研发计划（2022YFE0133700）和中国科学院青年创新促进会项目 (编号:2021258) 资助项目

摘要

射电天文图像去卷积是射电天文学中的一项关键数据处理技术, 其主要目标是去除天空图像中由天文观测仪器引入的效应, 从而复原原始的天空图像. 射电望远镜阵列采用稀疏干涉阵列, 成像原理与光学望远镜有所不同. 如果 UV 空间中的采样点不足够密集, 将会导致在图像重建时无法获得足够高分辨率的信息, 传统的射电天文图像重建算法未能根本解决 UV 空间欠采样的问题. 本文基于压缩感知理论框架, 并结合射电天文图像稀疏性的先验知识, 研究了一种新的射电天文图像去卷积算法, 该算法将脏图的去卷积过程转化为一个旨在求解全局最小化的凸优化问题, 即基于 IUWT-CS 的射电干涉图像重建算法. 为了评估该算法的重建性能, 研究使用了射电天文学仿真软件包 OSKAR 对 SKA1-low 射电望远镜阵列进行模拟观测, 并对观测得到的点源和扩展射电源进行了去卷积处理. 实验结果表明, 与 HOGBOM-CLEAN、MS-CLEAN 和 IUWT-FISTA 方法相比, IUWT-CS 方法显著提高了射电图像的重建质量, 实现了更加精细的去噪和复原效果.

关键词 图像去卷积, 压缩感知, 稀疏表示, 图像重构

PACS: 95.75.Mn,07.05.Pj,95.75.Tv

1 引言

在射电望远镜阵列观测的过程中, 由于数据采样的不均匀和不完备, 原始观测数据在成像时会产生类似点源扩散函数 (Point Spread Function, PSF) 的旁瓣效应, 同时, 方向独立效应 (direction-independent effects, DIES) [1] 和方向依赖效应 (direction-dependent effects, DDES) [2] 的校准也会对成像有较大的影响, 为了改善 UV 覆盖不均匀以及校准对成像的影响, 通常利用测得的可见度数据和 PSF 进行去卷积处理. 在现代射电干涉测量技术中, 多种成熟的去卷积技术已用于重建射电图像, 例如广泛使用的 HOGBOM-CLEAN 算法 [3] 和多尺度 CLEAN(Multiscale Clean, MS-CLEAN) 算法 [4]. CLEAN 算法旨在从模糊且受噪声干扰的观测数据中重建清晰点源的位置和强度信息, 其处理

结果通常由天空中点源位置与 δ 函数模型卷积叠加去卷积的残差图组成. HOGBOM-CLEAN 算法是一个很好的近似方法, 该算法基于点源模型, 对于展源的去卷积效果不佳. MS-CLEAN 算法对此提出了改进, 该算法在 HOGBOM-CLEAN 算法的基础上, 将图像分解为多个尺度的部分, 并针对每个部分模拟使用不同高斯源的 PSF 进行处理, 这种多尺度的方法能够更好地处理展源, 并改善了 PSF 旁瓣造成的伪影, 不过由于涉及到多尺度的处理, MS-CLEAN 算法需要更长的处理时间和较多的计算资源. 虽然 CLEAN 算法在射电天文观测数据处理方面取得了一定的成果, 但它们无法从根本上解决 UV 频域不完全采样的问题, 使得从有限观测数据重构可信的图像成为一大挑战. 新一代射电望远镜, 如低频射电望远镜阵列 (Low Frequency Array, LOFAR) [5] 和平方公里阵列 (Square Kilometre Array, SKA) [6], 因其高灵敏度、高分辨率和更快的巡天速度, 在数据处理方面提出了新的挑战. 这些射电望远镜产生了海量的观测数据 [7], 需要快速处理. 为了应对这些挑战, 迫切需要开发新的算法. 这些算法不仅要能处理海量的数据, 还要能够准确地重建图像, 并能对成像过程中的不确定性进行量化. 近年来, 压缩感知技术为射电干涉成像领域提供了一种有效的解决方案. 2008 年 Cornwell 等人在论文中提出压缩感知技术射电成像的可行性 [4], 2009 年压缩感知应用于射电干涉成像, 研究结果表明该方法的可行性及其相对于标准干涉成像技术的优越性 [8,9]. 在此基础上, Dabbech 和 Oleg Smirnov 等人结合稀疏平均加权算法 [10], 提出了一种自适应预处理原始对偶算法 (Adaptive Preconditioned forward-backward Primal-Dual, PPD) [11], 该算法的目的在于估计 VLA 观测数据中校准误差和未知的噪声水平. 实验结果表明, 与 MS-CLEAN [4] 相比, 自适应 PPD 算法展现了更优越的性能. Li 等人使用澳大利亚平方公里阵列探路者 (Australian SKA Pathfinder, ASKAP) 的模拟观测数据, 研究了基于傅里叶变换基 (Partial Fourier, PF) 和各向同性非抽取小波基 (Isotropic undecimated wavelet transform, IUWT) 的去卷积算法 [12], 他们进行了两种不同稀疏基下展源图像重构的质量对比分析, 并在 IUWT 小波基下使用快速迭代阈值收缩算法 (A fast iterative shrinkage-thresholding algorithm, FISTA) [13] 将图像复原, 结果表明 IUWT-FISTA 算法重建的射电天文图像优于 HOGBOM-CLEAN 和 MS-CLEAN,FISTA 算法能快速迭代求解 ℓ_1 正则化问题, 通过梯度下降的结果和上一步的估计进行比较, 根据步长和残差的差异来快速迭代更新估计值, 不过, FISTA 算法对输入图像中的噪声较为敏感, 若输入图像噪声较高, 算法可能无法有效去除噪声. 为了处理新一代的射电望远镜阵列, 更精细的复原射电图像细节, 本文采用了原始对偶分裂算法 [14] 对射电干涉成像的逆问题进行改进. 第2节介绍了处理观测数据的稀疏优化问题, 包括压缩感知框架下的射电干涉成像逆问题及本研究所采用的图像复原算法, 第3节首先模拟了 SKA1-low 观测数据, 然后对其进行了实验验证, 对比分析了不同算法在复原效果上的结果, 最后对本算法进行深入讨论和总结.

2 压缩感知框架下射电阵列干涉成像逆问题

2.1 稀疏优化问题的一般形式

Candès 等人的压缩感知理论研究中提出 [15–18], 在一定条件下, 一个信号 $x \in \mathbb{R}^N \equiv \{x_i\}_{1\leqslant i\leqslant N}$ 可以通过一个稀疏字典基 $\psi \in \mathbb{R}^{N\times N} \equiv \left\{\Psi_{ij}\right\}_{1\leqslant i,j\leqslant N}$ 稀疏表示. 在稀疏字典 ψ 下, 信号 x 可以分解为 $\alpha \in \mathbb{R}^N \equiv \{\alpha_i\}_{1\leqslant i\leqslant N}$, 为此信号 x 可以定义为 $x \equiv \psi\alpha$, 其中只有少量有意义的系数 α_i, 大部分系数为零, 即信号 x 含有的非零元数目 $K \ll N$, 考虑背景噪声 $n \in \mathbb{R}^M \equiv \{n_k\}_{1\leqslant k\leqslant M}$, 获得 M 个线性观测值可以表示为:

$$y \equiv \Theta\alpha + n \tag{1}$$

$y \in \mathbb{R}^M \equiv \{y_k\}_{1\leqslant k\leqslant M}$ 为观测值, 其中 $\Theta = H\psi$ 是一个从 $\mathbb{R}^N$ 到 $\mathbb{R}^M$ 的降维矩阵, $H \in \mathbb{R}^{M\times N}$ 表示在非稀疏表示下的降维矩阵. 从公式(1)恢复 α 需要求解以

下稀疏化问题:

$$\min_{\bar{\alpha}\in\mathbb{R}^N} \|\bar{\alpha}\|_0 s.t\|y-\Theta\bar{\alpha}\|_2 \leqslant \varepsilon \tag{2}$$

公式(2)是一个非确定性多项式 (Non-deterministic Polynomial, NP-hard) 问题, 通常使用 ℓ_1 范数代替 ℓ_0 范数将其转换为一个凸优化问题[19], 将其等价于:

$$\min_{\bar{\alpha}\in\mathbb{R}^N} \|\bar{\alpha}\|_1 s.t\|y-\Theta\bar{\alpha}\|_2 \leqslant \varepsilon \tag{3}$$

2.2 射电阵干涉成像逆问题

视场比较小时, 源离观测相位中心 (即 $l=0, m=0$) 非常近, 根据 Van Cittert-Zernike 定理, 可见度函数 $V(u,v)$ 和天空亮度分布 $I(l,m)$ 是一对二维傅里叶变换关系[20,21].

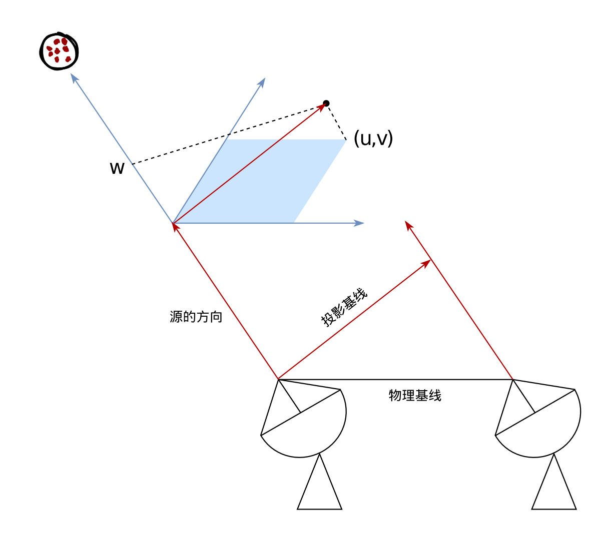


图 1 UV 平面投影基线的示意图

Figure 1 Schematic diagram of UV plane projection baseline

如图1所示, 两个射电望远镜构成一条物理基线, 从源的角度看向物理基线可以得到投影基线, 物理基线的位置和天空中的观测方向共同决定了这条投影基线的特征, 而投影基线则决定了所测天空区域的 UV 空间分布. 随着地球自转, 观测时间的增加, 在 UV 平面形成一条轨迹. 每两个射电望远镜构成一条物理基线, 对应于一系列可见度函数 $V(u,v)$ 的采样点. 全部基线所获得的复可见度函数与亮度分布之间有以下关系:

$$V(u,v) = \iint_S I(l,m)e^{-2\pi i(ul+vm)}dldm \tag{4}$$

对公式(4)两边进行傅里叶逆变换即可得到脏图 $I_{dirty}(l,m)$, 与传统的奈奎斯特采样不同, 脏图是“真实信号”与观测系统 PSF 卷积的结果, 存在噪声的情况, 可表示为:

$$I_{dirty} = \mathrm{PSF} * (I_{true} + n) \tag{5}$$

其中, * 表示卷积符号, 成像即为通过采样得到的已知可见度数据和采样函数重建未知的原始天空图像 I_{true}. 实际观测数据受到噪声 n、误差和干扰的影响, 导致图像模糊, 为了获得高质量的成像结果, 需要对数据进行校准和去卷积, 以抑制或消除脏束旁瓣的影响. 在射电天文图像去卷积问题中, 可以求出很多个射电图像解与 PSF 进行卷积后的脏图, 这是一个病态问题. 在此情况下, 可以通过图像的先验知识作为限制条件, 从众多的解中选出最合适的射电图像解. 因此, 本文结合最新的压缩感知理论研究一种新的解决方法. 假设观测目标是点源, 将基于压缩感知框架的重建方法应用于此, 从而公式(4)中的射电天文成像的问题可以描述为:

$$\min \|I\|_1, s.t V = M_{mask}FI \tag{6}$$

如图2所示, 矢量 I 表示待观测目标的空间亮度图, 矢量 V 为通过天线阵列获得的观测数据, 由于 UV 平面欠采样, 其中包含很多零元素; 矩阵 F 为傅里叶变换矩阵; M_{mask} 表示二进制掩膜矩阵, 其中 1 表示相应位置有观测数据, 0 表示没有观测数据. 针对有噪声的情况, 该问题可进一步表述为:

$$\min \|I\|_1, s.t \|M_{mask}FI - V\| \leqslant \varepsilon \tag{7}$$

其中, ε 表示观测数据的不确定性, 即噪声的幅度. 对于展源目标, 上述方法可能不适用. 通过分析射电干涉图像的稀疏表示方法, 发现 IUWT 小波字典是一个有效的射电天文图像稀疏表示的图像模型. 本文将使用该方法进行数学建模. 其中, W 为稀疏表示变换矩阵, 其逆变换为 W^{-1}, 基于 IUWT 小波

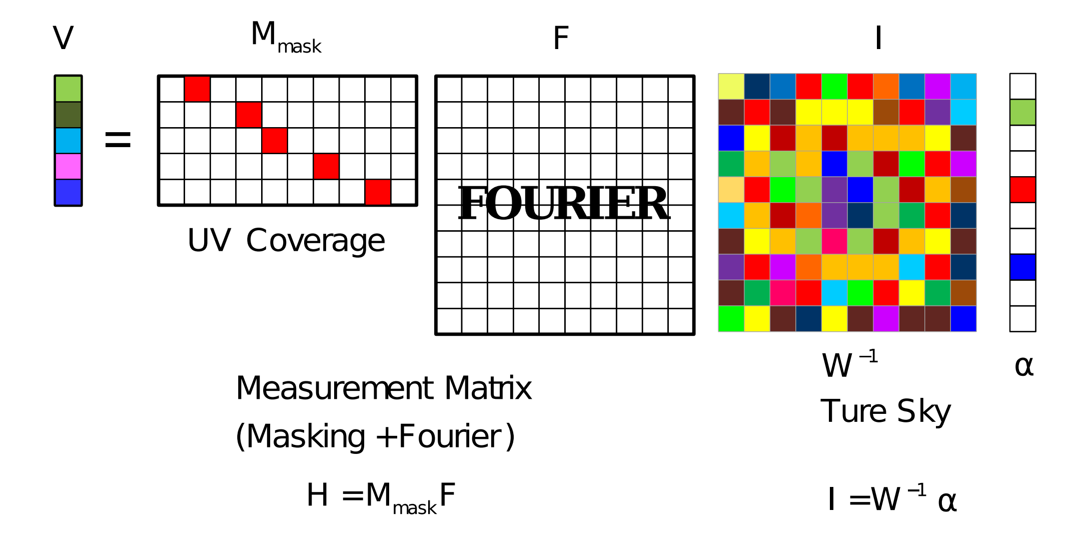


图 2　成像逆问题的示意图, 其中 V 是可见性数据, M_{mask} 对应系统采样函数, F 表示傅里叶变换矩阵, H 表示是降维变换矩阵, I 是原始天空模型, 可在字典 W 中稀疏表示成 α.

Figure 2　Schematic diagram of the imaging inverse problem,where V is the visibility data, M_{mask} corresponds to the system's sampling function, F denotes the Fourier transform matrix,H signifies a dimensionality reduction transformation matrix,I is the original sky model, which can be sparsely represented in the dictionary W as α

字典和压缩感知的去卷积方法 IUWT-CS 可以表示为:

$$\min \|\alpha\|_1, s.t V = M_{mask} F W^{-1} \alpha \tag{8}$$

其中, $\alpha = WI$ 表示的是经 IUWT 小波字典表示后的稀疏系数, 它是待观测目标亮度图像的稀疏表示. M_{mask} 表示测量矩阵, 其与稀疏表示基满足测量矩阵有限等距性质 (Restricted Isometry Property, RIP). 针对有噪声的情况, 有:

$$\min \|\alpha\|_1, s.t \left\|M_{mask} F W^{-1} \alpha - V\right\|_2^2 \leqslant \varepsilon \tag{9}$$

在信号满足稀疏先验性条件下, 应用强大的稀疏先验正则化约束条件可以得到更精确的解 [22, 23], 根据式(9), 加入稀疏先验约束后, 问题可以改写成拉格朗日形式:

$$\arg\min_{\alpha} \lambda \left\|W^{-1}\alpha\right\|_1 + \left\|M_{mask} F W^{-1} \alpha - V\right\|_2^2 \tag{10}$$

从贝叶斯理论的角度看, 式(10)中 λ 可视为平衡先验模型 $\|W^{-1}\alpha\|_1$ 和最大似然模型 $\|M_{mask} F W^{-1}\alpha - V\|_2^2$ 的参数.

2.3　图像复原算法

在射电天文图像处理领域, 小波变换被广泛认为是一种非常适用的方法 [24]. 这种方法特别适合处理表现出各向同性或准各向同性的天体图像, 例如恒星、星系或星系团等. IUWT 小波变换进行图像处理的具体步骤如下: 通过对一幅图像 x 进行分解, 可以表示为 $x = x^J + \sum_{j=1}^{J} w^j$, 其中 x^J 表示粗尺度分量. ${w^j}_{1\leqslant j\leqslant J}$ 表示不同尺度的小波分量, 在这里, 第一级小波分量 (j=1) 对应于最高频率的细节部分. 在本研究中, 为了凸显图像局部细节和高频特征, 选择使用 J=3 并忽略粗尺度分量, 基于公式(3)和公式(10), 稀疏正则化的最小化问题可以表述为:

$$\arg\min_{x} \frac{1}{2}\|y - Hx\|_2^2 + \left\|W^k \odot x\right\|_1 \tag{11}$$

其中 $x \equiv \psi\alpha$, ψ 实现了没有粗尺度的小波变换, $W(k)$ 是一个加权矩阵, k 值范围为 $0 \leqslant k \leqslant k_{\max}$, $\odot$ 表示 Hadamard 乘积. $W(k)$ 和 x 都是 $J \times p + 1$ 矩阵. k 是重新加权指数. ℓ_1 范数通常通过软阈值实现, 表示为 $\|x\|_1 = \sum_{i=0}^{p-1} |x_i|$, 软阈值操作符具体形式如

下:

$$ST_{\lambda}(x_i)=\begin{cases}x_i-\lambda\text{sign}(x_i) & ,\ |x_i|\geqslant\lambda\\ 0 & ,\text{其他}\end{cases} \tag{12}$$

直接阈值操作会将较小幅度的小波系数设置为零,而包含较为重要信息的较大小波系数则会有所减小. 这会导致信号重建过程中出现一定的偏差, 为了优化这种不平衡并更接近 ℓ_0 范数, 可通过重新加权方法来改进[25], 记 $\hat{x}^k$ 为方程的解, 对式(11)中 W^k, 在给定的 k 值下, 权重的递归关系定义为:

$$W_j^{(k+1)}=W_j^{(k)}\frac{1}{1+\frac{\left|\hat{x}_j^{(k)}\right|}{W_j^{(0)}}} \tag{13}$$

其中 $W^{(0)}$ 代表初始的加权矩阵. 这种加权方式旨在根据去卷积过程中传播到估计的射电图像不确定性来调整小波系数. 其目的是为受观测噪声严重影响的小波系数分配较大的权重, 为其他小波系数分配较小的权重, 同时, 通过重新加权, 减少了对那些远高于其预期噪声水平小波系数的惩罚, 从而减轻了由 ℓ_1 范数引起的偏差. 对于小波矩阵, 可以表示为 $\psi=\left[\psi^{1T},...,\psi^{JT}\right]^T$, 其中 $\psi^j\alpha$ 表示图像 x 在第 j 个小波尺度下未经抽样的小波变换. 当 PSF 卷积矩阵 H 可逆且满足稀疏表示中的 RIP 条件时, 可以通过对向量 $\mathrm{H}^{-1}y$ 进行阈值处理来直接实现去噪和复原图像. 为此, 在尺度 j 下定义阈值向量为 $t^j=k_j\sigma\left\|\psi^jH^{-1}\right\|_2$, 其中 σ 是射电图像中噪声的标准偏差, k_j 是与尺度相关的调节参数. 在噪声服从高斯分布的情况下, k_j 可以取 3 或 4 以获得更佳结果. 为了在稀疏域内产生更加稀疏的解, 本文采用了软阈值操作符公式(12), 同时, 阈值 λ 的选择将根据问题类型的不同而变化, 在去噪情况下, 可以设置 $\lambda=n\sigma_{est}$, 其中 σ_{est} 是稀疏域中噪声标准偏差的估计值. 假设整个场遵循高斯白噪声分布, 可以通过以下公式估计噪声标准偏差: $\sigma_{est}=(1.4826)\times MAD(Y)$, 其中 MAD 表示中值绝对偏差, 定义为 $MAD=\text{median}(|x_i-\text{median}(x_i)|)$. n 是一个乘法因子, 对应于 t^j 中的 k_j 和 σ. 根据公式(11)和公式(13), 可以将问题表述为以下优化问题

$$\underset{\alpha^1,...,\alpha^J}{\arg\min}\ \frac{1}{2}\left\|\psi H^{-1}y-[\alpha^{1T},...,\alpha^{JT}]^T\right\|_2^2+\sum_{j=1}^{J}\left\|t^j\odot\alpha^j\right\|_1 \tag{14}$$

直接求解公式(14)是不现实的, 正如图2所表示的卷积是奇异矩阵, 没有精确的逆矩阵, 这将无法对去卷积计算. 为此, Condat 算法通过在目标函数中引入正则化项 (惩罚项), 使得在求解拟合模型时引入额外信息, 以防止过拟合和观测矩阵非满秩的情况, 可以用 H^T 来近似 H^{-1}, 得到 $t^j=k_j\sigma\left\|\psi^jH^T\right\|_2$. 从而初始权重将定义为 $W^{(0)}=[t^{1T},...,t^{JT}]^T$. 为了解决上述讨论中提出的最优化问题, 本文采用了 Python[1)]编程语言来实现 Condat 在其文中 3.1 部分描述的原始对偶分裂算法[14]. 在该算法中, 忽略了误差项, 其原始凸优化问题可以描述如下:

$$\underset{x}{\arg\min}\ F(x)+G(x)+K(L(x)) \tag{15}$$

其中函数 F 是一个梯度为 ∇F 的凸函数, 而 G 和 K 则是可以通过封闭形式有效求解的近似算子. L 是一个计算其正则化和伴随操作的有界线性算子.

算法 1 选择近端参数 $\tau>0,\sigma>0$、正松弛参数 ρ_n 和初始估计值 (x_0,y_0). 然后对每个 $k\geqslant 0$ 进行迭代

$$\tilde{x}_{n+1}=prox_{\tau G}(x_n-\tau\nabla F(x_n)-\tau L^*(y_n))$$
$$\tilde{y}_{n+1}=prox_{\sigma K^*}(y_n+\sigma L(2\tilde{x}_{n+1}-x_n))$$
$$(x_{n+1},y_{n+1})=\rho_n(\tilde{x}_{n+1},\tilde{y}_{n+1})+(1-\rho_n)(x_n,y_n)$$

在算法 1 中, $\tilde{x}$ 和 $\tilde{y}$ 分别表示原始变量和对偶变量, 其中 $prox_{\sigma K^*}(y)=y-\sigma prox_{\frac{K}{\sigma}}(\frac{y}{\sigma})$. 当算法收敛后, 原始变量将对应于最终解, 即去卷积后的射电图像. 如图3所示, 该算法的实现需要输入图像数据、PSF、迭代次数 n 和重新加权次数 n_{re}, 其中原始近端算子 $prox_{\tau G}$ 表示正则化项的正性约束, 确保重建图像的像素值保持非负. 梯度算子 $\nabla F(\alpha)=\phi^{-1}H^T(H\phi\alpha-y)$ 在每次迭代中计算当前重建图像相对于损失函数的梯度. 这个梯度会被用于调整重建图像, 使其在梯度方向上减小损失函

1) https://www.python.org/

数的值. 对偶近端算子 $prox_{\frac{H}{\sigma}}(\frac{y}{\sigma})$ 对应于方程中权重 $W(k)$ 的软阈值稀疏处理. 线性运算符 L 对应于小波变换 Φ. 在式(14)中, t^j 中的 k_j 设置为 $k_1=3, k_2=3, k_3=4$, 默认重新加权次数设置为 1. 对偶近端算子参数设置为 τ=σ=0.5. 对于所有实现, 松弛参数设置为 ρ_n=0.8. 计算成本函数, 当迭代之间成本函数的变化小于 0.0001 时, 算法被认为收敛. 当迭代次数和重加权次数满足条件时, 输出结果.

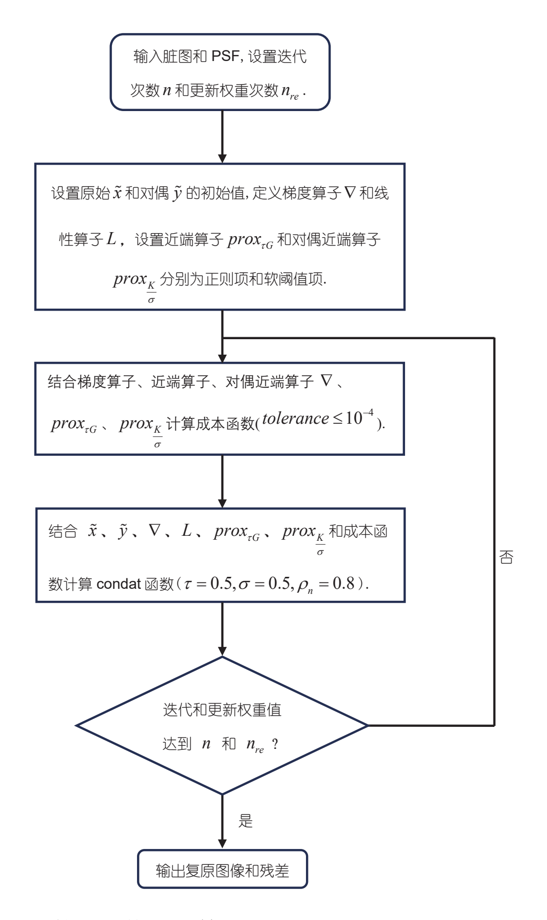


图 3 重构天空模型的算法流程

Figure 3 Workflow of algorithm for reconstructing the sky model

2) https://casa.nrao.edu/

3) https://github.com/OxfordSKA/OSKAR

4) https://casaguides.nrao.edu

5) https://code.google.com/archive/p/csra/downloads

3 实验验证

3.1 测试方法与结果

本文使用通用的天文学软件包2)(Common Astronomy Software Applications, CASA) [26]、牛津大学开发的 SKA 模拟软件包 (Oxford SKA Radio Telescope Simulator, OSKAR)3)和 Python 编程语言来实现上述算法. 为了评估算法的去卷积性能并排除其他因素对测试结果的影响, 制作了原始天空模型, 主要模拟了两个点源和位于猎犬座的 M51 涡状星系. M51 原始的 FITS 参考图像数据可在 NRAO 官网下载4). 天空模型的参数设置与参考图像生成相对应, 包括赤道坐标中的位置 (赤经和赤纬)、Stokes 参数 (I、Q、U、V), 在参考频率下 I 的流量密度、谱指数、旋转测量以及其他天空模型参数默认设置为零. 对于测量集数据 (Measurement Set, MS) 格式的天文数据, HOGBOM-CLEAN 和 MS-CLEAN 算法适用, 并使用 CASA 软件包进行分析: 而 IUWT-FISTA 和 IUWT-CS 算法则专门针对 FITS 格式的天文数据, 其中 IUWT-FISTA 使用 Matlab 实现5), IUWT-CS 使用 Python 实现. 在本文中, 模拟测站为射电望远镜阵列模型 SKA1-low [27], 中心参考位置为 [116.764, -26.825], 如图4所示, SKA1-low 共计 131072 个对数周期天线, 分成 512 个阵列站组成, 每个站包含 256 个天线, 其中 296 个位于到中心核心区域, 其他 216 个沿着 3 个旋臂部署. 通过设置 M51 在中心相位位置 RA=20°, Dec=−30° 处, 使用 6 个通道 (100、110、120、130、140 和 150MHz) 进行观测模拟, 参考频率从 100MHz 开始, 以 10MHz 的带宽递增. 观测数据的数值属性详见表1.

观测过程包括 4、6、8、12 小时的持续时间, 分别进行了 24 个快照. 不同观测时长的干涉模拟耗时分别为 22413.36、22623.58、22352.54、20819.42 秒, 通过应用程序 oskar_imager, 对生成的可见度文件进行处理, 得到的图像覆盖了观测相位中

表 1 模拟干涉数据参数设置

Table 1 Parameter Settings of Simulate Interferometric Data

Parameter Settings	M51	Two point sources	M31
Start Frequency (Hz)	1.0e+08	1.5e+08	1.0e+08
Number Of Frequency channels	6	1	3
Frequency Increment (Hz)	1.0e+07	1.0e+07	1.0e+07
Start time (UTC)	15-08-2023 12:00:00	15-08-2023 12:00:00	15-08-2023 12:00:00
Observation length	4h/6h/8h/12h	12h	12h
Number of time steps	24	24	24
Channel Bandwidth (Hz)	300	300	300
Time Average	10	10	10
Output Data Format	MS/FITS	MS/FITS	MS/FITS

心 4° 视场, UV 覆盖情况如图5所示, 左侧两列观测开始时间为 12:00:00, 最长基线可达 65850m, 右侧两列为局部 UV 覆盖图, 为了选用覆盖率更高的模拟观测数据, 本文选择 12h 的数据进行算法测试, 所得到的脏图如图6所示, 图像大小为 256*256 像素, 单位为 Jy/beam, 频率通道为 1~6(即 100MHz~150MHz). 图像亮度值范围在 [0, 1.25] 区间, 最大流量为 1.3184Jy. 通过应用程序 oskar_vis_to_ms, 将可见度文件转换为 MS 格式, 以便在 CASA 软件包中进行后续处理.

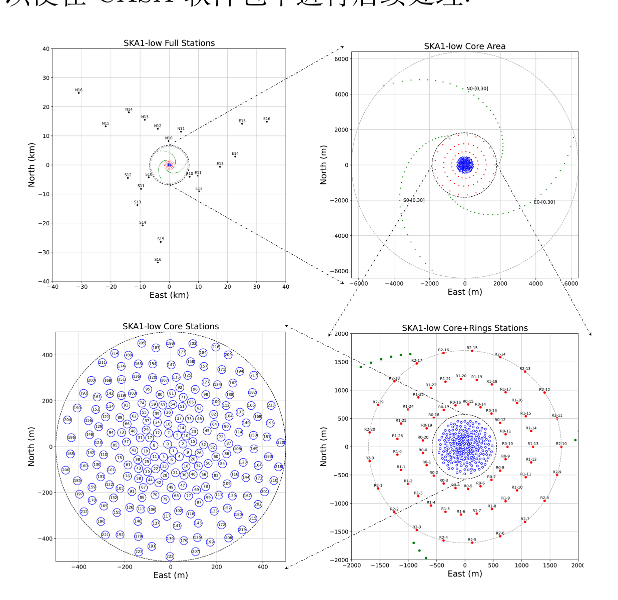


图 4 SKA1-low 阵列布局图

Figure 4 Schematic of SKA1-low array layout.

当考虑点源重建时, CLEAN 算法通常是首选方法. 因此, 本研究首先比较了 IUWT-CS 方法与 HOGBOM-CLEAN 算法在处理这类简单源时的性能. 通过模拟了两个 1Jy 的点源, 采用 SKA1-low 进行了 12 小时的观测(参见表1中的数据集). 两个点源中, 一个位于相位中心, 另一个位于距离相位中心 5” 到 30” 之间. 这样设置可以比较 PSF 卷积点源后的分离程度, HOGBOM-CLEAN 和 IUWT-CS 性能的比较分为三个区域: 源未解析、源部分解析、明确解析. 由于源靠近相位中心, 第2.2节开始提到的效应可以忽略. 在观测数据集中, 通过加入了不同频率 (1.49e8、1.50e8、1.51e8) 对应不同的噪声水平 (0.1~0.3 高斯随机白噪声), 大约达到了 10 的信噪比 (S/N) 水平, 通过使用 CASA 包中的 HOGBOM-CLEAN 和 Python 实现的 IUWT-CS 方法进行了去卷积. 对于 CLEAN 算法, 通过执行了 20000 次迭代, 并设置 briggs=0.5, imsize=256. IUWT-CS 执行了 200 次迭代, 更新权重次数 1 次, 图7展示了获得的结果: HOGBOM-CLEAN 重建 (左栏)、IUWT-CS 重建 (中栏) 以及脏图 (右栏). 各行对应 θ 值的不同, HOGBOM-CLEAN 的天空模型通常由许多点 pixel 像素组成, 有两个最大值的点源像素值, 两个源完全可分辨开来变成大约 2~3 个点 pixel 像素组成, 与 HOGBOM-CLEAN 不同, IUWT-CS 理论的天空模型即为两个值为 1 的点 pixel, 因为在有限的分辨率下, 压缩感知框架下的输出结果即为真实天空的最佳表示 [28]. 模拟观测的脏束尺寸约为 15.6”×9.7”, 当 $\Delta\theta$=5” 时, HOGBOM-CLEAN 和 IUWT-CS 并

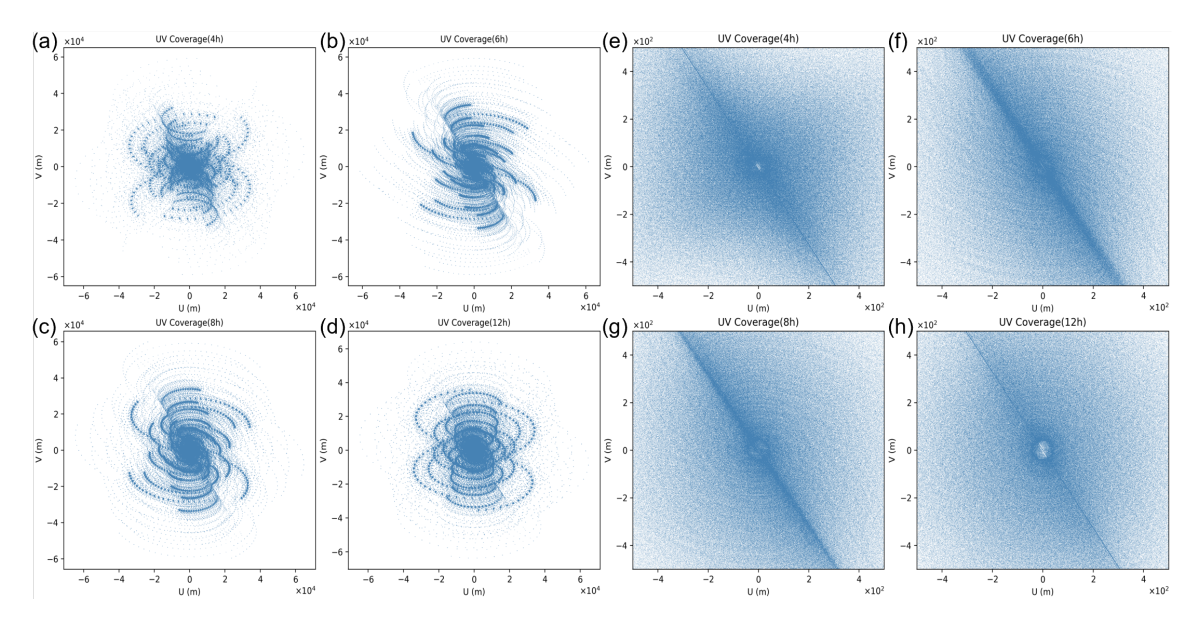


图 5 连续观测 4、6、8、12 小时时二维频率空间 UV 平面覆盖, 图 (a)、图 (b)、图 (c) 和图 (d) 开始观测时间为 12:00:00, x 轴取值区间为 (-71254.425m, 71254.425m), y 轴取值区间为 (-68238.775m, 68238.775m). 图 (e)、图 (f)、图 (g) 和图 (h) 开始观测时间为 12:00:00, x 轴取值区间为 (-500.00m, 500.00m), y 轴取值区间为 (-500m, 500.00m).

Figure 5 The UV-plane coverage in two-dimensional frequency space for continuous observations of 4, 6, 8, and 12 hours, respectively. Figures (a), (b), (c), and (d) start observation at 12:00:00, with the x-axis ranging from -71254.425m to 71254.425m and the y-axis from -68238.775m to 68238.775m. Figures (e), (f), (g), and (h) commence observation at 12:00:00, with the x-axis spanning from -500.00m to 500.00m, and the y-axis ranging from -500m to 500.00m.

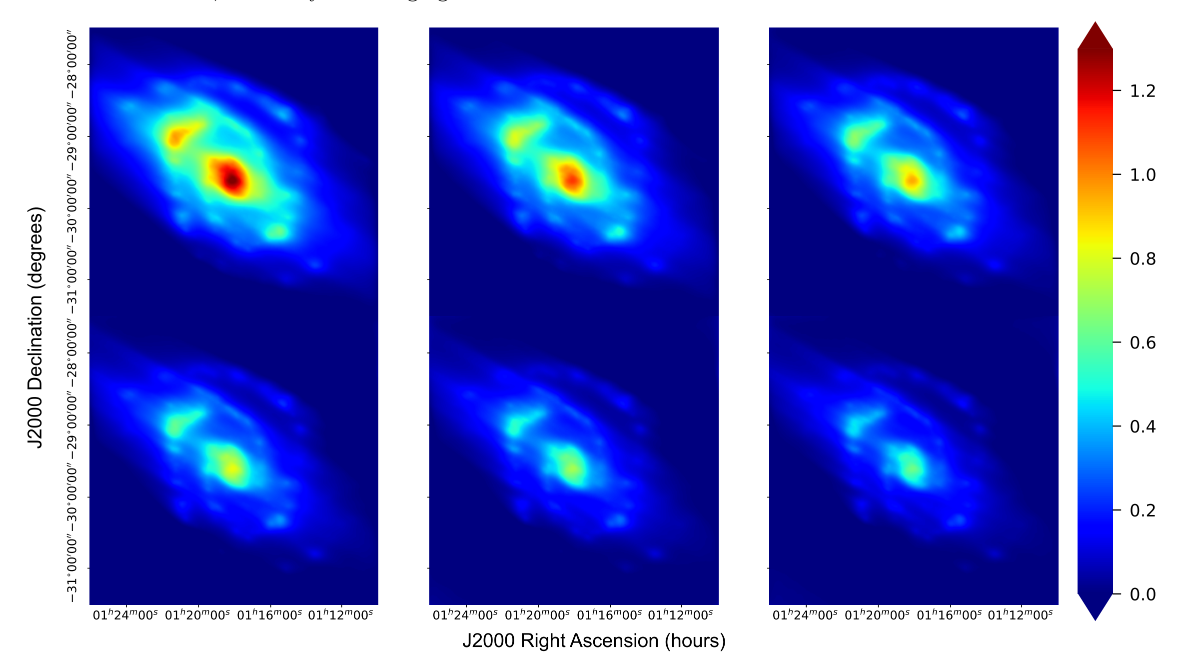


图 6 观测时长为 12h 时, 6 个不同频率通道上观测数据生成的脏图, 从左到右从上到下分别为 100MHz、110MHz、120MHz、130MHz、140MHz、150MHz

Figure 6 Dirty maps generate from observational data across six different frequency channels during 12-hour observation period, arranged from left to right and top to bottom for frequencies 100MHz, 110MHz, 120MHz, 130MHz, 140MHz, and 150MHz respectively.

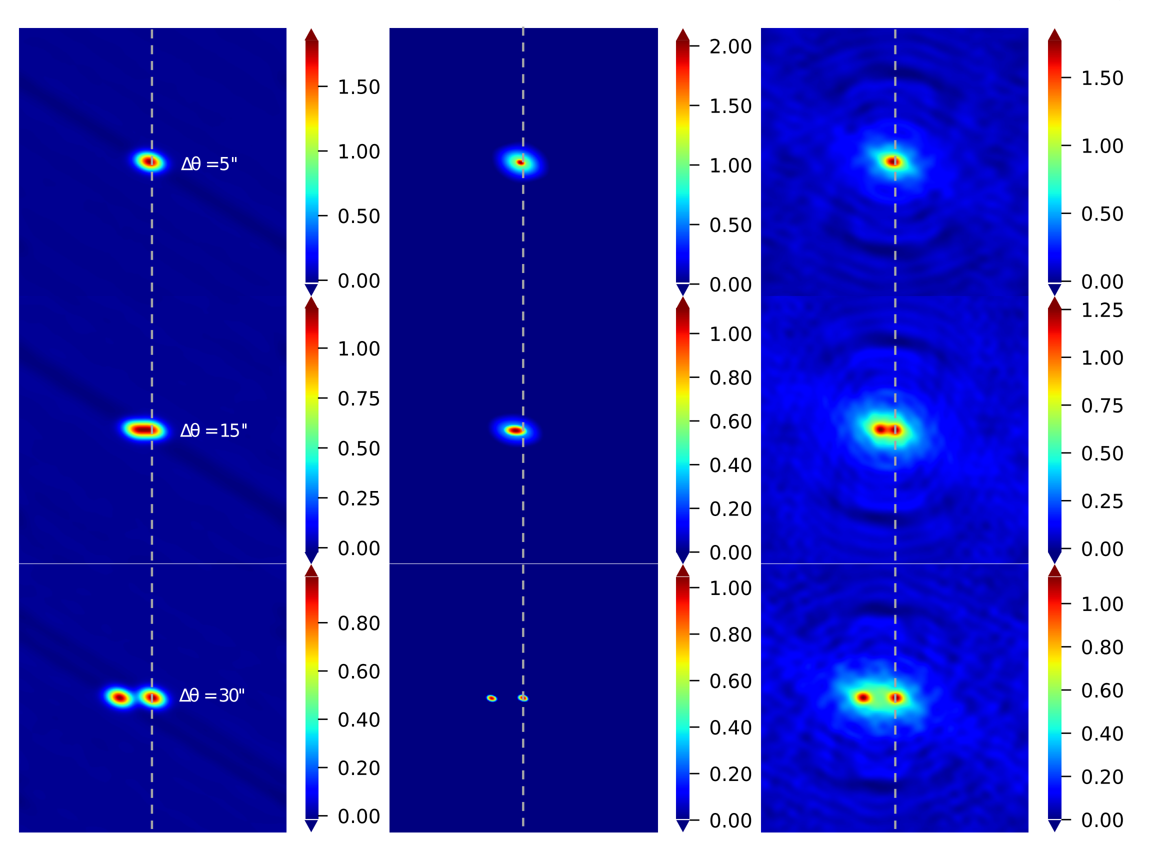


图 7 SKA1-low 观测点源及重建结果, HOGBOM-CLEAN(左列)、IUWT-CS(中间) 和脏图 (右列).

Figure 7 Observational and reconstruction results of point sources using SKA1-Low, featuring HOGBOM-CLEAN (left column), IUWT-CS (middle), and dirty maps (right column).

未区别出两个源, 对源的全宽半高 (Full width at half maximum, FWHM) 进行椭圆拟合给出了源的大小, 在这种情况下, HOGBOM-CLEAN 去卷积后源的尺寸为 16”×10”, IUWT-CS 为 12”×8”, 当 $\Delta\theta$=15” 时, 这两个源的位置不确定性仍然较高, 但当 $\Delta\theta$ 增加到 30” 时, 两个源之间的测量和流量密度误差开始减小, HOGBOM-CLEAN 为 15”×10”, IUWT-CS 方法为 7”×4” 且在源分离方面的效果优于 HOGBOM-CLEAN 算法, 随着 $\Delta\theta$ 的增加, 最后两个源在正确的位置被明确分开. 在给定适当的 $\Delta\theta$ 和信噪比水平下, 通过从不同的信噪比水平下分辨两个不同源的有效分辨率, 图8为通过使用 HOGBOM-CLEAN 和 IUWT-CS 算法获得的结果曲线. 对于每个 S/N, 记录两个源分离的角度 $\Delta\theta$ 来证明 IUWT-CS 带来的有效改进. 结果表明, HOGBOM-CLEAN 的可分辨性对 S/N 的依赖性有限, 这使其成为在各种 S/N 条件下检测点源仅是一个稳定的复原算法. IUWT-CS 的表现不同, 在高 S/N 条件下, 范围在 [10, 100], IUWT-CS 的分辨性超过 HOGBOM-CLEAN 的 2-3 倍. 当 S/N 降低时, IUWT-CS 的可分辨性趋向于 HOGBOM-CLEAN 的表现. 除了角分辨率误差外, 通过查看重建源的通量密度误差受到背景噪声水平的影响. 对于 IUWT-CS, 它在低噪声条件下为 2%, 在高噪声条件下可达 20%, 而对于 HOGBOM-CLEAN, 这个范围是 2% 到 16%. 总的来说, 点源情况下, IUWT-CS 复原效果几乎与 HOGBOM-CLEAN 的结果一样好, 并且在较高 S/N 数据下提供了改进的角分辨率, 这表明了从采样不足的干涉数据中极大提高图像分辨率的可能性.

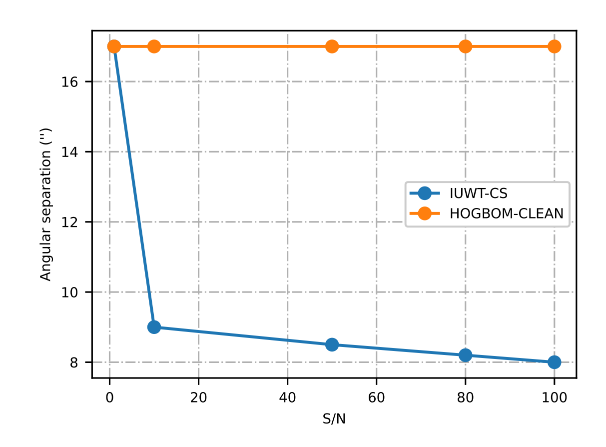


图 8　重建点源的最小角分辨率值
Figure 8　Minimum angular resolution values for the reconstruction of point sources.

在考虑展源重建时, 需要注意展源与点源的不同处理方法. 展源在傅里叶变换矩阵前并不是稀疏表示的, 因此需要对其进行小波变换, 此外, 使用不同的加权方式会影响点扩散函数的大小, 为了满足空间分辨率和表面亮度灵敏度的基本要求, 并生成适当大小的 PSF, 本次测试中使用 Briggs 加权方式 [29], 选择 12 小时的观测时间在 100MHz 下的脏图. HOGBOM-CLEAN 的参数设置如下: 网格化 gridder='standard'、权重 briggs=0.5、迭代次数 niter=25000、增益 gain=0.1. 通过实测脏图的噪声背景区域, 发现最低均方根值约为 0.06Jy/beam, 据此计算得到的等效阈值 threshold=60mJy/beam. 从图9第一列可以看出, 去卷积之后, 该图像仍然存在许多旁瓣, 图像较为模糊. 与脏图6相比, 图像结构逐渐清晰. 由于点源假设模型限制, 其天空模型仅以 δ 函数为源, 无法本质上逼近扩展结构. 从残差图中可以观察到源的流量和结构并没有完全被清除, 误差图像中大部分的源结构依然保留. MS-CLEAN 的参数设置为:scales=[0 3 10 30]、小尺度偏置 smallscalebias=0.9、迭代次数 niter=25000、增益 gain=0.1、阈值 threshold=60 mJy/beam、权重 briggs=0.5. 从图9第二列可以看出, MS-CLEAN 相比 HOGBOM-CLEAN, 图像更加清晰, 残差图中的噪声和源得到了更好的分离. 然而, 仍然存在微弱的扩展结构. MS-CLEAN 通过将原始天空模型表示为不同尺度的 δ 函数组合, 改善了由于单一 δ 函数模型的限制. 但误差图像表明, MS-CLEAN 重建了大部分的扩展结构, 保留了一部分微弱结构的扩展源, MS-CLEAN 只将图像分解成更多尺度函数来复原, 无法本质上处理更多的尺度函数来表示, 在重建扩展结构方面还存在局限, 而 IUWT-FISTA 和 IUWT-CS 的尺度函数模型能够有效解决这一问题. IUWT-FISTA 的参数设置为: 正则化参数 lambda=0.00001、迭代次数 niter=50、positiveflag=1、waveletflg=1、小波水平 level=4. 观察图9第三列, 相比于图6中的脏图, 去卷积后的图像有明显改善, 没有受到旁瓣的影响, 背景噪声略有增加. 残图中大部分源基本淹没在噪声中并从脏图中有效提取出来, 相较于天空模型, 去卷积的结果中局部的扩展源变得更加清晰平滑. 这由于 FISTA 算法在处理细节部分时表现不佳, 将噪声误判为图像细节, 导致结果质量下降. 其在每次迭代中, 首先计算当前估计的梯度信息, 然后进行阈值化处理以获得估计的图像, 最后通过线性插值产生新的估计结果. 虽然这能够快速收敛恢复图像, 但在更精细控制估计结果和受噪声影响方面不如 Condat 处理. IUWT-CS 的参数设置为: 迭代次数 niter=100, 更新权重迭代 weightniter=10、小波水平 level=4. 迭代结束时即得到收敛结果. 更新权重的目的是在软阈值求解更稀疏解过程中, 确保最小的小波系数不会被置零, 而是分配较大的权重. 观察图9第四列, 重建结果更加清晰, 整体上去除了旁瓣的影响, 效果明显优于脏图, 结果仅有微弱的模糊. 与天空模型相比, 去卷积的结果接近真实的天空模型图像. 即使在源较弱的图像边缘, IUWT-CS 的结果与真实图像非常吻合. 残差图中的噪声和源已经基本分离, 噪声水平很低, 流量和峰值剩余流量值与噪声水平相差不大. 误差图像中仅剩微弱的扩展结构. 最后一行最后一列的图像结果 (图9), 数值几乎接近零值.

上述算法均在配置为 Ubuntu22.04 LTS 系统 (12th Gen Intel(R) Core(TM) i9-12900H 2.50 GHz, 处理核数 16, 16GB 内存) 上运行. 如表3所示, 处理一张 256*256 像素的图像时, 各算法的运行时间如下: HOGBOM-CLEAN、IUWT-FISTA 和 IUWT-

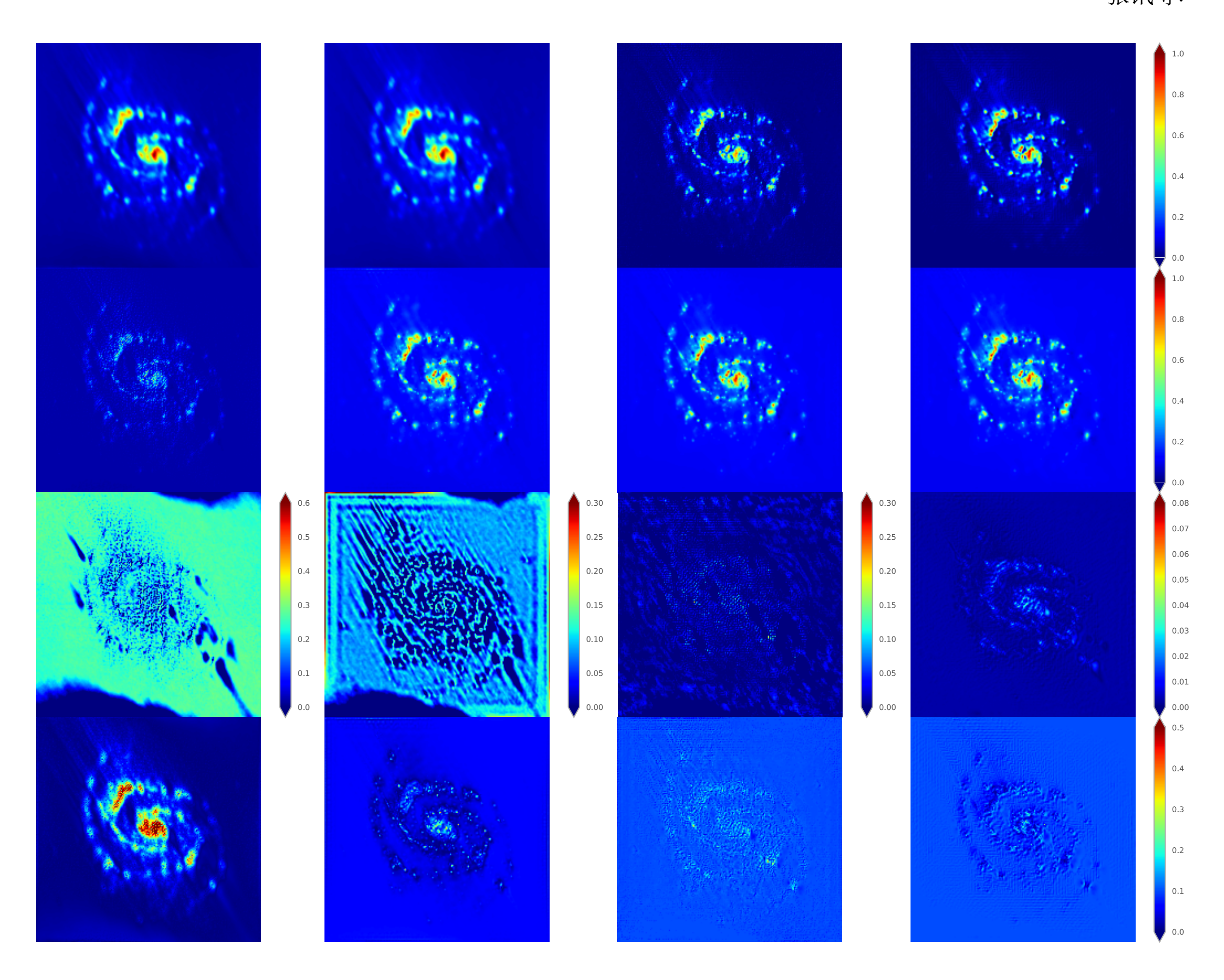


图 9 使用 HOGBOM-CLEAN(左列)、MS-CLEAN(中间左列)、IUWT-FISTA(中间右列) 和 IUWT-CS(右列), 从模拟 SKA1-low 阵列观测及重建 M51 图像. 从上到下: 洁图 (Jy/beam)、天空模型 (Jy/pixel)、残差和误差图像. IUWT-CS 恢复图像和模型图像仅在缩放方面有所不同 (前者使用 HOGBOM-CLEAN 光束的光束区域以 Jy/beam 为单位, 后者以 Jy/pixel 为单位). 洁图和天空模型数值线性归一化为最大流量 1, 误差图像数值线性归一化为 0.5, 残图图像的色阶对于每一列都是不同的, 如右侧的颜色条所示. IUWT-CS 重建包含从数据集中恢复的高空间频率信息, 重建结果比另外三种算法获得的更少的错误结构和更低的残余水平.

Figure 9 Simulate M51 image reconstructed from simulated SKA1-low observations using HOGBOM-CLEAN (left column), MS-CLEAN (middle left column), IUWT-FISTA (middle right column) and IUWT-CS (right column).From top to bottom: clean image (Jy/beam),sky model (Jy/pixel),residuals and error images. The IUWT-CS restored image and the model image differ only in scaling (the former uses the beam area of the HOGBOM-CLEAN beam in Jy/beam, the latter in Jy/pixel). The values of the clean image and the sky model are linearly normalized to a maximum flow of 1, and the values of the error image are linearly normalized to 0.5. The color scale of the residual image is different for each column, as shown in the color bar on the right. The IUWT-CS reconstruction contains high spatial frequency information recovered from the dataset, and the reconstruction results have less error structures and lower residual levels than those obtained by the other three algorithms.

表 2 四种方法重建结果的数值比较

Table 2 Numerical comparison of reconstruction results using the four methods

Algorithm	HOGBOM-CLEAN	MS-CLEAN	IUWT-FISTA	IUWT-CS
RMSE	3.3770e-01	5.8880e-02	1.8325e-03	1.7466e-03
SNR	5.1893	8.2820	7.4821	12.2219
DR	2.9611	16.9836	545.6904	572.5319

表 3 四种方法重建不同尺寸图像的速度比较

Table 3 Speed comparison for reconstructing images of different sizes using the four methods

Image size(pixels)	HOGBOM-CLEAN(s)	MS-CLEAN(s)	IUWT-FISTA(s)	IUWT-CS(s)
64*64	1.709	45.329	1.126	2.186
128*128	1.717	77.463	2.290	3.569
256*256	2.560	100.359	10.037	26.261
512*512	5.963	124.908	63.112	68.108
768*768	11.256	265.701	142.579	162.257
896*896	17.292	407.929	220.130	264.825
1024*1024	21.891	558.653	376.005	374.086

1 s 表示算法耗时秒数

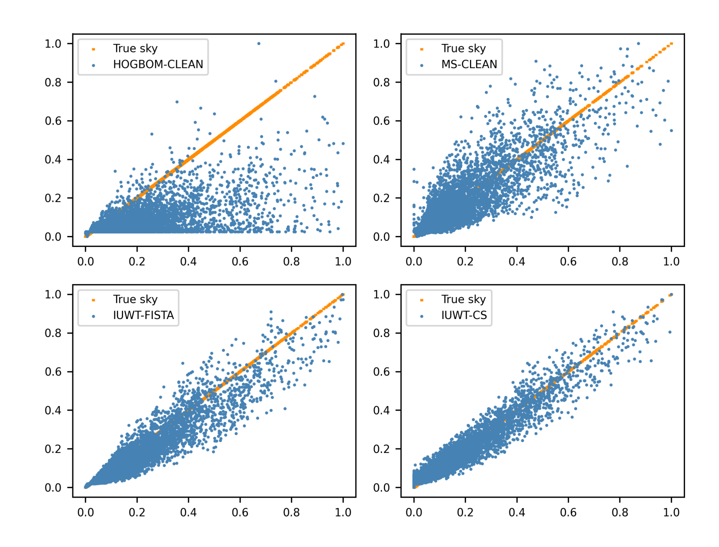


图 10 HOGBOM-CLEAN(左上)、MS-CLEAN(右上)、IUWT-FISTA(左下) 和 IUWT-CS(右下), 四种不同重建图像 (y 轴) 与真实图像 (x 轴) 的线性关系图

Figure 10 Linear relationship graphs between the reconstructed images (y-axis) and the real images (x-axis) using four different methods: HOGBOM-CLEAN (top left), MS-CLEAN (top right), IUWT-FISTA (bottom left), and IUWT-CS (bottom right)

CS 分别需要 2.560 秒、10.037 秒、26.261 秒. 而 MS-CLEAN 则需要更长的时间, 达到 100.359 秒. 在保持上述环境和算法参数设置不变的情况下, 随着图像大小的改变, 各算法的处理时间也会有所变化. 除了 HOGBOM-CLEAN, 其他算法在像素大小达到 512*512 之后开始出现瓶颈, 消耗时间显著增加. 为了评估重建质量, 使用信噪比作为重建质量指标,

$$SNR = 20\log_{10}(\frac{\sigma_x}{\sigma_{x-\hat{x}}}) \tag{16}$$

其中 σ_x 和 $\sigma_{x-\hat{x}}$ 表示原始天空图像的标准偏差和误差图像的标准偏差之比 [30]. 使用动态范围度量 (Dynamic Range, DR),

$$DR = \frac{max\,(restored\ image)}{RMSE} \tag{17}$$

DR 是指重建图像的峰值流量跟残差图像标准差 RMSE 之比 [12]. 其中残差图像标准差定义为:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum (residual\ image)^2}{number\ of\ pixels}} \tag{18}$$

从表2可以得出, 相对于 HOGBOM-CLEAN 和 MS-CLEAN 算法, IUWT-FISTA 和 IUWT-CS 算法的残差图像标准差小了一个数量级, 且它们的动态范围明显更高. 这一结果表明, IUWT-FISTA

和 IUWT-CS 算法在分辨较弱信号源方面有优势, 具体来说, IUWT-CS 的信噪比比 IUWT-FISTA 高出了 4.74dB. 相对于 MS-CLEAN, IUWT-FISTA 的信噪比水平大致相同, 差值仅为 0.79dB. 然而, HOGBOM-CLEAN 算法的信噪比明显不如其他算法. 在所有算法中, IUWT-CS 的信噪比最高, 比 HOGBOM-CLEAN 高出了 7.03dB, 比 IUWT-FISTA 高出了 4.74dB, 比 MS-CLEAN 高出约 3.94dB. 这些数据表明, IUWT-CS 在去噪和复原效果上相比其他算法有明显优势. 图9展示了这些算法的测试结果, 可以看到基于 IUWT-CS 的重建结果优于 HOGBOM-CLEAN、MS-CLEAN 和 IUWT-FISTA. 与其他算法相比, 基于 IUWT-CS 的洁图可以更清晰地呈现出接近真实天空图像的效果. 其残差图像也是图9第 3 行中最均匀的残差图像, 表明其重建图像相比其他算法具有更少的伪影以及更广的动态范围. 在理想情况下, 真实天空像素与重建像素之间的关系应该是一条完美的线性斜率, 只对受噪声影响的像素变得更加分散. 图10中显示了全分辨率 256*256 图像的偏差散点图, 其中比较了重建图像与真实天空图像之间的关系. 图中的 y 轴表示重建图像数据, x 轴表示真实天空图像. 从图中可以看出, 基于 IUWT-FISTA 和 IUWT-CS 复原算法的结果更接近真实的天空图像.

3.2 算法讨论

根据上述结果分析, IUWT-CS 在处理展源数据时表现出了良好的复原和去噪效果. 然而, 在实际应用中, 为了满足不同的科学目标和任务需求, 需要对参数进行调节以获得预期的图像质量. 对于展源, 选定 IUWT 小波, 在小波阈值因子、松弛参数、近端原始对偶算子等参数为合适的取值情况下, 主要考虑有两个关键参数会影响成图质量: 一是迭代次数, 二是更新权重次数. 通过调整这些参数, 最终复原图像的均方根误差、动态范围和信噪比均会发生变化. 为了获得图像的最大动态范围或信噪比, 模拟对仙女座大星系 M31 进行观测, 参数设置见表1.

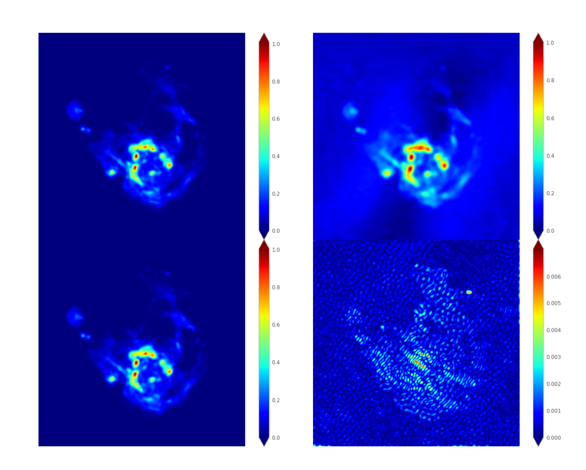


图 11 n=1000, n_{re}=10 复原结果, 原图 (左上) 单位 Jy/pixel, 脏图 (右上) 单位 Jy/beam, 复原 (左下) 单位 Jy/beam, 残差 (右下)

Figure 11 For n=1000 and n_{re}=10 deconvolution results: Original image (top left, Jy/pixel), dirty image (top right, Jy/beam), restoration (bottom left, Jy/beam), residual (bottom right).

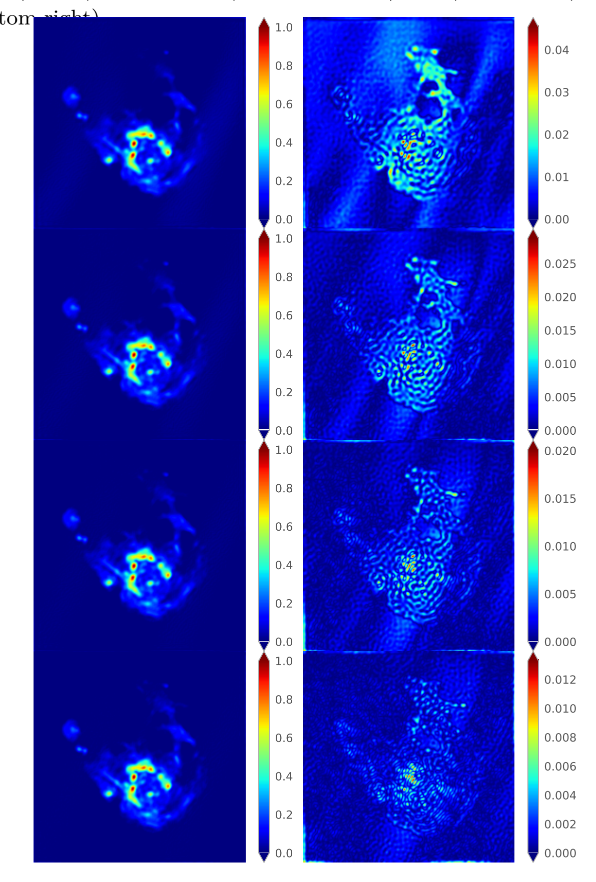


图 12 n=1000, n_{re}=1、2、3、5 时复原结果 (从上到下), 复原 (左) 单位 Jy/beam, 残差 (右)

Figure 12 For n=1000,deconvolution results at n_{re}=1, 2, 3, and 5(top to bottom): Restoration (left, Jy/beam), residual (right).

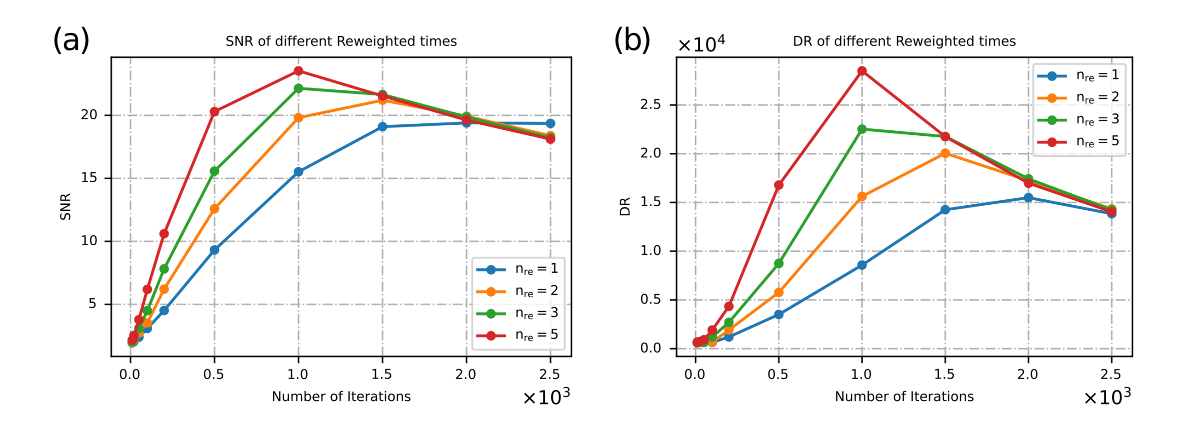


图 13 图 13(a) 更新权重次数 1、2、3、5 次时,SNR 随迭代次数的变化, 图 13(b) 更新权重次数 1、2、3、5 次时, DR 随迭代次数的变化

Figure 13 In Fig.13(a), the variation of SNR (Signal-to-Noise Ratio) with the number of iterations for 1, 2, 3, and 5 updates of weights. In Fig.13(b), the variation of DR (Dynamic Range) with the number of iterations for 1, 2, 3, and 5 updates of weights.

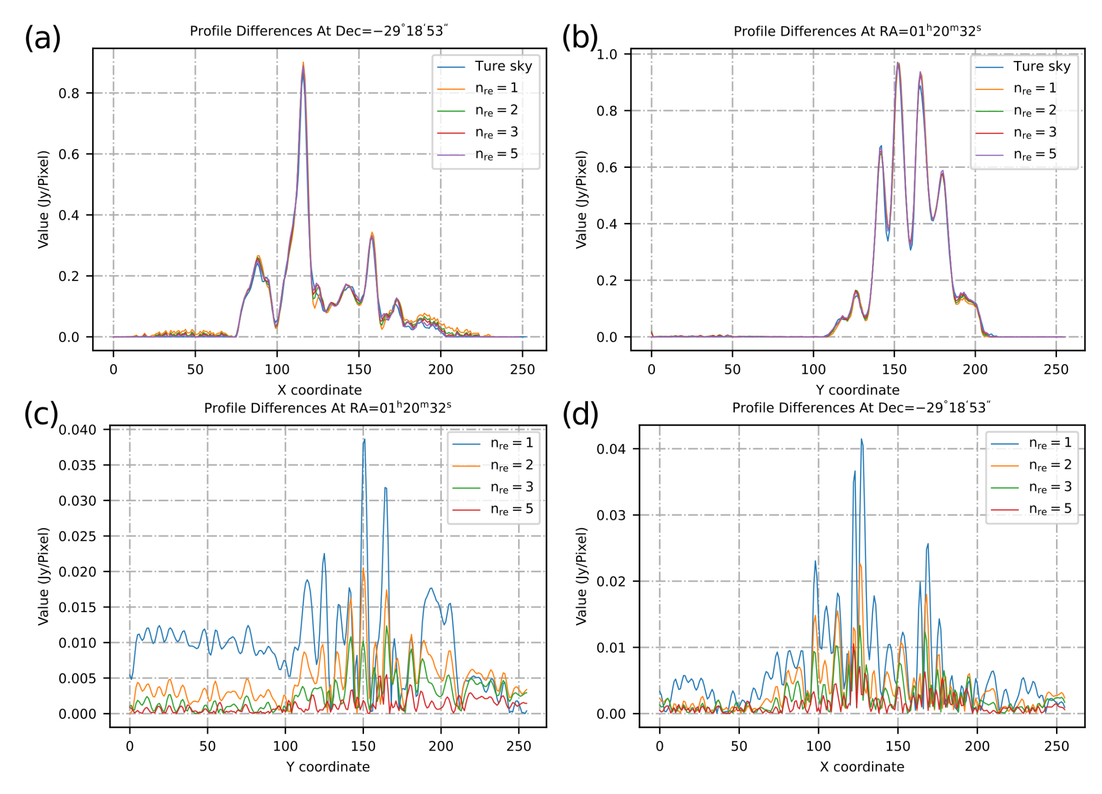


图 14 图 14(a) 更新权重次数 1、2、3、5 次时, 在 Dec=−29°18′53″ 处的剖面重建曲线, 图 14(b) 更新权重次数 1、2、3、5 次时, 在 RA=$01^h20^m32^s$ 处的剖面重建曲线, 图 14(c) 更新权重次数 1、2、3、5 次时, 在 Dec=−29°18′53″ 处的剖面残差曲线, 图 14(d) 更新权重次数 1、2、3、5 次时, 在 RA=$01^h20^m32^s$ 处的剖面残差曲线

Figure 14 Fig.14(a) The section reconstruction curve at Dec=−29°18′53″ when the number of update weights is 1, 2, 3, 5 times. Fig.14(b) The section reconstruction curve at RA=$01^h20^m32^s$ when the number of update weights is 1, 2, 3, 5 times.Fig.14(c) The section residual curve at Dec = −29°18′53″ when the number of update weights is 1, 2, 3, 5 times. Fig.14(d) The section residual curve at RA=$01^h20^m32^s$ when the number of update weights is 1, 2, 3, 5 times.

图像的像素大小为 256*256, 图像亮度值归一化到区间 [0, 1], 中心相位为 RA=20°, Dec=−30°, 观测使用 3 个频率 (100MHz、110MHz 和 120MHz), 参考频率从 100MHz 开始, 以 10MHz 的带宽递增. 选择频率通道 1 的观测数据进行测试, 结果如图11所示, 展示了 M31 的原始图像、观测 12 小时的脏图、复原图像和残差图像. 可以看到, 天空模型与复原图像基本一致. 图12展示了不同更新权重次数下的复原图像和残留图像对比, 在这项测试中, 迭代次数固定为 1000 次, 而更新权重次数分别设置为 1、2、3、5 次. 结果表明, 随着更新权重次数的增加, 复原图像变得更加精细, 残差与噪声水平趋于一致. 这表明参数设置对于获得最佳射电图像至关重要, 并可以根据具体需求进行调整以满足不同科学研究的要求. 在计算动态范围 DR 时, 通常需要考虑图像峰值和计算选定区域的图像噪声, 图像中的任何峰值像素值都可视为峰值流量, 需要注意的是, 图像的分辨率会影响到像素值, 当分辨率降低时, 每个像素里包含流量增加, 因为单个像素覆盖更多的区域, 相对应地, 当分辨率增加时, 相同数量的流量分配到了多个像素上, 导致单个像素的数值减小. 在对 256*256 图像的全图进行计算时, 数值分析结果如图13(a) 所示, 在固定更新权重次数为 1、2、3、5 次的情况下, 迭代 1000 次可获得最大的信噪比, 达到 23.53dB, 在迭代的初期, 算法容易找到低频信息, 从而显著提高 SNR, 然而, 随着迭代次数的增加, 算法逐渐逼近射电图像的真实结构, 找到高频信号变得更加困难, 对图像的改进会变得很小, 过度增大迭代次数可能会导致算法收敛性能下降, 将低于迭代阈值的噪声信号拟合为射电源信息, 而不是真实的图像结构. 图13(b) 显示, 在迭代 1000 次时可获得最大的动态范围, 为 28503.56, 动态范围受更新权重次数的影响较大, 更新权重次数越多, 对观测信号中幅度较低的信号分配的权重越大, 图像的整体均方根误差变小, 因此, 为了保障算法的收敛性和饱和性, 迭代次数应该选着合适的取值范围. 为了更直观地分析不同更新权重之间的差别, 取复原图像和残差图像在坐标 (120,168)(真实天空图像为 RA=$01^h20^m32^s$,Dec=$-29°18'53''$) 像素点的剖面进行比较, 如图14(a)、(b) 所示, 剖面处 X、Y 轴重建图像流量恢复均较好, 与原始天空图像吻合度高. 图14(c)、(d) 是剖面处 X、Y 轴的残差图像流量, 可以得出更新权重次数增加对 PSF 的旁瓣抑制效果越好, 源的剩余流量已经接近图像噪声水平.

4 总结与展望

为解决射电干涉成像领域中的逆问题, 提出了一种基于压缩感知框架的射电图像复原算法. 与传统的 CLEAN 类算法相比, 基于压缩感知理论的算法为射电天文学领域的图像重建提供了一种可借鉴的方法, 特别是在处理稀疏干涉阵列观测数据时, 利用目标射电源的先验知识以及在某些域中稀疏表示来有效克服 UV 空间欠采样的问题, 从而在射电干涉成图中实现更优越的重建效果. 不同的重构算法和先验信息对于图像重建成功至关重要, IUWT-FISTA 重建方法主要依赖于梯度下降法, 在迭代速度方面表现出色, 但易受到噪声的干扰, 其复原效果可能不理想. 相比之下,IUWT-CS 算法采用了 condat 凸优化算法, 能够实现更加精细的去噪和恢复效果. 后续研究将着重于开发适用于各种射电源的自适应去卷积方法, 此外, 将研究如何在宽视场和大规模图像的背景下有效进行去卷积处理, 以应对更复杂及更具挑战的射电天文学场景.

致谢 本研究使用了中国 SKA 区域中心原型机的资源进行大量数据的模拟和测试.

参考文献

1 Smirnov O M.Revisiting the radio interferometer measurement equation. I. A full-sky Jones formalism.A&A,2011,527:106-118

2 Smirnov O M.Revisiting the radio interferometer measurement equation. II. Calibration and direction-dependent effects.A&A,2011,527:106-118

3 Högbom J A,Cornwell T J.APERTURE SYNTHESIS WITH A NON-REGULAR DISTRIBUTION OF INTERFEROMETER BASELINES. Commentary.A&A,1974,500:55-66

4 Cornwell T J.Multiscale CLEAN Deconvolution of Radio Synthesis Images.JSTSP,2008,2:793-801

5 Haarlem M V.LOFAR: The Low Frequency Array.Eas Publications Series,2005,15:431-444

6 Wu X P.White Paper for China SKA (in Chinese). Beijing: Science Press, 2017 [武向平. 中国 SKA 科学白皮书. 北京: 科学出版社, 2017]

7 An T,Wu X,Lao B,et al.Status and progress of China SKA Regional Centre prototype.Sci Sin-Phys Mech Astron,2022,65

8 Wiaux Y,Jacques L,Puy G,et al.Compressed sensing imaging techniques for radio interferometry.MNRAS,2009,395:1733–1742

9 Wiaux Y,Puy G, Boursier Y,et al.Spread spectrum for imaging techniques in radio interferometry.MNRAS,2009,400:1029-1038

10 Carrillo R E,McEwen J D,Wiaux Y.Sparsity Averaging Reweighted Analysis (SARA): a novel algorithm for radio-interferometric imaging.MNRAS,2012,426:1223-1234

11 Dabbech A,Onose A,Abdulaziz A,et al.Cygnus A super-resolved via convex optimization from VLA data,MNRAS,2018,476:2853–2866

12 Li F,Cornwell T J,Hoog F R.The application of compressive sampling to radio astronomy. I. Deconvolution.A&A,2011,528:10

13 Beck A,Teboulle M.A Fast Iterative Shrinkage-Thresholding Algorithm for Linear Inverse Problems.SIIMS,2009,2:183-202

14 Condat L.A Primal–Dual Splitting Method for Convex Optimization Involving Lipschitzian, Proximable and Linear Composite Terms.J Optim Theory Appl,2013,158:460-479

15 Candès E J,Romberg J K,Tao T.Stable signal recovery from incomplete and inaccurate measurements.Commun Pure Appl Math,2006,59:1207-1223

16 Candès EJ. Compressive sampling. In: Proceedings of the international congress of mathematicians. Madrid,2006,1433–1452

17 Candès EJ,Romberg J.Sparsity and incoherence in compressive sampling.Inverse Problems,2006,23:969-985.

18 Candès EJ,Wakin M B.An introduction to compressive sampling.IEEE signal processing magazine,2008,25(2):21-30.

19 Donoho D L,Huo X.Uncertainty principles and ideal atomic decomposition.IEEE Trans Inf Theory,2001,47:2845-2862

20 Thompson A R,Moran J M,Swenson G W.Interferometry and Synthesis in Radio Astronomy.3nd ed.Springer,2017:767-786

21 Bhatnagar S,Cornwell T J,Golap K,et al.Correcting direction-dependent gains in the deconvolution of radio interferometric images.A&A,2008,487:419-429

22 Akiyama K,Ikeda S,Pleau M,et al. Superresolution Full-polarimetric Imaging for Radio Interferometry with Sparse Modeling.The Astronomical Journal,2017:153-159.

23 Lu X,Yang J,Yeo T S,et al.Accurate SAR Image Recovery From RFI Contaminated Raw Data by Using Image Domain Mixed Regularizations.IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,2022,60:1-13.

24 Starck J,Murtagh F,Bertero M.Starlet transform in astronomical data processing.New York:Springer,2015:2053-2098

25 Candès E J,Recht B.Exact Matrix Completion via Convex Optimization.FoCM,2009,9:717-772

26 McMullin J P,Waters B R,Schiebel D,et al.CASA Architecture and Applications.In:Astronomical Data Analysis Software and Systems XVI ASP Conference Series.Arizona,2007

27 Guo S G, Lu Y, An T, et al.Scientific data flow and array simulation analysis for the SKA1 era (in Chinese).Sci Sin-Phys Mech Astron,2023, 53: 229504,ChinaXiv: 202206.00184 [郭绍光, 陆扬, 安涛, 等. 面向 SKA1 时代的科学数据流及阵列模拟分析. 中国科学: 物理学力学天文学,2023, 53: 229504, ChinaXiv: 202206.00184]

28 Li F,Brown S,Cornwell T J,et al.The application of compressive sampling to radio astronomy. II. Faraday rotation measure synthesis.A&A,2011,531:8

29 Briggs D S.High fidelity deconvolution of moderately resolved sources.The New Mexico Institute of Mining and Technology,1995

30 Dabbech A,Ferrari C,Mary D L,et al.MORESANE: MOdel REconstruction by Synthesis-ANalysis Estimators-A sparse deconvolution algorithm for radio interferometric imaging.A&A,2014,576:16

A radio astronomy image restoration algorithm based on compressed sensing framework

ZHANG Xun[1, 2], GUO ShaoGuang[1, 2, 3*], ZHU RenJie[1, 2], Li JiYun[1], Xu ZhiJun[1] & Lu FanShen[1]

1. Shanghai Astronomical Observatory, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 200030, China;
2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;
3. Key Laboratory of Radio Astronomy and Technology, Chinese Academy of Sciences, A20 Datun Road, Chaoyang District, Beijing, 100101, P. R. China

Deconvolution of radio astronomy images is a key data processing technique. Its main goal is to remove the effects introduced by the instrument from the observed sky images to recover the original sky images. However, radio interferometer arrays employ sparse interferometric arrays, whose imaging principles differ from those of optical telescopes. If the sampling points in the UV space are not sufficiently dense, this will lead to insufficient high-resolution information during image reconstruction. Traditional radio astronomy image reconstruction algorithms fail to fundamentally solve the problem of UV space undersampling. This paper adopts the compressed sensing theoretical framework, combines prior knowledge of the sparsity of radio astronomy images, and studies a new radio astronomy image deconvolution algorithm, namely the IUWT-CS-based radio interferometric image reconstruction algorithm. This algorithm transforms the dirty image deconvolution process into a convex optimization problem to find the global minimum. To evaluate the reconstruction performance of this algorithm, we used the OSKAR radio astronomy simulation software package to simulate low SKA1 observations and performed deconvolution processing on the extended radio sources obtained. Experimental results show that, compared with the HOGBOM-CLEAN, MS-CLEAN, and IUWT-FISTA methods, the IUWT-CS method significantly improves the reconstruction quality of radio images and achieves finer denoising and restoration effects.

image deconvolution, compressed sensing, sparse representation, image reconstruction

PACS: 95.75.Mn,07.05.Pj,95.75.Tv

doi: xxx